WOFOST伴随率定三温模型的玉米农田遥感蒸散发估算方法

冯克鹏[1,2,3,4,5]， 许德浩[1]， 庄淏然[1]

（1. 宁夏大学土木与水利工程学院，宁夏 银川 750021；2. 旱区现代农业水资源高效利用教育部工程研究中心，宁夏 银川 750021；3. 宁夏节水灌溉与水资源调控工程技术研究中心，宁夏 银川 750021；4. 宁夏黄河水联网数字治水重点实验室，宁夏 银川 750021；5. 宁夏大学干旱灌区水文与智慧水利野外科学观测研究站，宁夏 银川 750021）

摘 要：通过遥感蒸散发模型估算实际蒸散发量的方法已被广泛使用，但精度提升仍是研究热点。作物生长模型在模拟作物蒸腾方面具有良好的机理性和精度。本文结合WOFOST作物生长模型和三温遥感蒸散发模型，提出了一种新的玉米农田遥感蒸散发估算方法。核心思路是本地化WOFOST模型，在验证其模拟精度后，利用其模拟的作物蒸腾数据，构造伴随率定函数，率定三温模型的蒸腾组分，然后合并率定后的土壤蒸发组分，得到玉米农田实际蒸散发估算值。以涡度相关系统观测的实际蒸散发量为参照，评估了该方法的估算精度和适用性。结果表明，未经率定的三温模型蒸散发、作物蒸腾和土壤蒸发的相关系数分别为0.61、0.71、0.12，均方根误差为1.76 mm·d^{-1}、1.91 mm·d^{-1}、3.02 mm·d^{-1}，纳什效率系数均为负。仅率定土壤蒸发后，相关系数提高至0.77，但误差仍然较大（1.91 mm·d^{-1}），纳什效率系数为-0.74。利用WOFOST模拟的作物蒸腾率定三温模型后，估算值与实际观测的相关系数显著提高至0.89，均方根误差降至0.65 mm·d^{-1}，纳什效率系数达到0.79，表明该方法有效提高了三温遥感蒸散发模型的估算精度，并对其他遥感蒸散发模型的精度提升具有参考意义。

关键词：时间序列谐波；伴随率定函数；*k*-means++聚类；作物生长模型；蒸散发

蒸散发（Evapotranspiration，*ET*）是农田生态系统水循环的核心要素，是农田水文与生态过程之间的纽带，也是农田生态系统水碳过程的耦合点，更是农业耗水的主要途径。蒸散发包括土壤蒸发（Evaporation，*E*）和植物蒸腾（Transpiration，*T*）两部分。对农田生态系统尺度的实际蒸散发进行准确估算，是提升对农田水文生态过程的理解以及水资源管理能力的起点。传统的农田生态系统实际蒸散发的估算主要包括水文学法、微气象学法、植被生理法等，其特点是单点、小尺度，难以应用到系统或区域等更大尺度[1]。面对大尺度蒸散发估算的需求，遥感技术成为了新兴手段。早在1970年代，已有不少学者[1]就开展了利用遥感数据估算局地和区域尺度蒸散发，之后涌现出如Moran-VITT[2]、SEBAL[3]、SEBS[4]以及TSEB等[5]著名遥感蒸散发估算模型与方法。长期以来，遥感蒸散发模型发挥着不可替代的作用，与点尺度的估算相比，能快速大范围地获取连续空间蒸散发信息，优势突出。随着遥感技术以及蒸散发理论的发展和成熟，遥感蒸散发估算方法得到了迅速的发展，热红外、高光谱、微波以及日光诱导叶绿素荧光遥感等为核心的蒸散发估算是前沿和热点。

遥感技术并不能直接估算蒸散发，只能直接监测与蒸散发相关的参数，如地表温度、地表反照率、地表辐射以及植被覆盖等[6]。在这些参数遥感的基础上再通过模型估算间接地得到蒸散发量。遥感技术的进步，助推多种遥感蒸散发模型层出不穷。但是，多种模型共存发展的现状也说明其各具优势与不足，尚无最优秀、最有效的模型[7]。目前，多数遥感蒸散发模型仅从蒸散发的物理机制和地表能

收稿日期：2023-09-20； **修订日期：**2024-01-03

基金项目：宁夏自然科学基金重点项目（2021AAC02007，2022AAC02007）；国家重点研发计划项目（2021YFD1900600）；宁夏高等学校一流学科建设项目（NXYLXK2021A03）

作者简介：冯克鹏（1979-），男，教授，博士，主要从事水文遥感与农业遥感方法、气候变化与水文响应研究. E-mail: fengkp@nxu.edu.cn

量平衡方程出发[8]，没有结合作物生长特征，忽视了植被动态生长过程与蒸散发之间的作用。特别是农田生态系统，不仅受到气候特征、地力条件等自然条件的影响，而且又受到频繁、人为的诸如作物类型、灌排制度、节灌施肥等种养管理措施的影响。已有研究表明[9]蒸散发遥感估算值与地面观测值相比，在时间尺度（瞬时、日、月和年）上的平均相对百分比误差分别达到15%~30%、14%~44%、10%~36%、5%~21%。因此，遥感蒸散发模型估算能力改进和提升的空间仍然巨大。

一个值得关注的方法是作物生长模型。它通过模拟农田土壤-作物-大气系统相互作用，可以机理性和定量地描述作物生长发育过程。此类模型以气象和土壤等环境数据为驱动，耦合数学物理方法和信息技术，对不同环境以及耕作、灌溉、施肥等管理条件下，作物生育期内的光合作用、作物蒸腾、干物质积累等生理生态过程进行定量模拟和预测，再现作物全生命周期及产量形成过程。作物蒸腾是WOFOST作物生长模型的主要模拟量之一。Lu等[10]利用FAO-AquaCrop作物模型估算了干旱环境下玉米、冬小麦、大豆作物的蒸腾，并评估了其全局敏感因素。Ran等[11]通过AquaCrop作物模型模拟中国西北地区玉米的蒸腾，与通量观测值相比纳什效率系数达到0.82，均方根误差只有0.75 mm·d^{-1}，具有很好的模拟精度。已有研究[12]表明，设置与实际灌溉情形一致的方案下，WOFOST模拟的实际蒸散发量与其现实测量值之间具有良好的一致性。Dewenam等[13]学者对WOFOST蒸散发估算能力进行评估，结果表明WOFOST模拟冬小麦的实际蒸散发与涡度相关系统观测的结果吻合较好（R^2=0.72，RMSE=0.7 mm·d^{-1}，NRMSE=31%）。由此可见，参数化后的作物生长模型在估算实际作物蒸腾方面具有鲁棒和优势。

综上，遥感技术只能直接监测与蒸散发相关的参数，然后通过模型间接地估算蒸散发。这个过程中没有植被动态生长过程的参与，模型估算能力和精度有待改进。另一方面，作物生长模型在蒸腾估算却有着良好的精度和机理性优势。如何利用作物模型提高遥感蒸散发模型估算性能是一项有新意的工作。本文选择WOFOST作物模型和三温遥感蒸散发模型作为模型选例，利用WOFOST模拟的玉米蒸腾率定三温模型，从而提高玉米农田遥感蒸散发的估算精度，由此提出一种WOFOST伴随率定三温模型的农田遥感蒸散发估算方法，并选择中国西北地区青铜峡灌区玉米农田作为场景案例，估算其实际蒸散发，然后与涡度相关系统观测值对比，验证本文所提出方法的精度和适用性。

1 研究方法、数据获取和用例区域

1.1 研究方法

1.1.1 *WOFOST作物模型及参数敏感性分析* WOFOST（WOrld FOod STudies）是由荷兰Wageningen农业大学和世界粮食研究中心开发的作物生长模型，基于作物生理生态过程，能动态模拟不同条件下作物的生长、同化、呼吸、蒸腾及干物质分配。该模型广泛用于区域作物产量预报、土地评价、农业风险分析及量化气候变化对农业的影响，并在不同地区的应用中表现出良好鲁棒性[14]。WOFOST模型的参数本地化是其应用的关键步骤，参数校准又是其中的重要过程。采用拓展傅里叶幅度敏感性检验方法（Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test，EFAST），对模型的47个参数进行了全局敏感性分析，以筛选出本地化的关键参数。EFAST基于方差分解，具有稳定且高效的优点[15]。

本文研究区域地处宁夏引黄灌区，灌溉水量充沛有保障，在长期的作物管理实践中都会进行追肥。因此，本文以潜在水平设置作物文件输入参数，在模型默认值的±10%范围内均匀随机取值，各个参数相互独立。按照EFAST方法敏感性分析每个输入参数生成的样本数不小于65倍的原则，利用蒙特卡洛算法生成3055个参数采样；然后使用2022年研究区域的气象数据和土壤数据驱动WOFOST并输出结果；整理模型输入、输出数据，借助Simlab软件EFAST分析47个参数对总地上生物量（Total Above-Ground Production，TAGP）、叶面积指数（Leaf Area Index，LAI）的全局敏感性，并参考DeJonge等[16]学者的工作，采用0.1的阈值作为筛选主要敏感参数的标准。

WOFOST的作物蒸腾是由作物模拟模块基于Penman-Monteith参考作物蒸散发计算，并施加作物系数，光截获以及水分胁迫等校正因子得到[17]。本研究的基本假设是：WOFOST经过本地化后，在核心模拟指标（茎干重WST、叶干重WLV、穗干重WSO、TAGP、LAI）与实测值之间存在统计学意义的

精度，WOFOST所模拟的作物蒸腾也反映客观状态。

1.1.2 *k*-means++聚类算法 *k*-means算法是一种无监督聚类算法，其主要功能是将具有相似性的样本自动分为若干个类别。*k*-means聚类算法简单高效，广泛用于地学领域。但是该算法的聚类结果严重依赖于初始聚类中心的随机选择，如果初始类簇中心选择不恰当，易陷入局部最优解，特别是在大样本量情况下造成不可忽视的分类误差。

针对*k*-means算法的上述缺点，Arthur等[18]在2006年提出*k*-means++算法，核心改进部分是在初始化过程中使聚类中心之间的相互距离尽可能地远，从而得到较优的聚类选择。*k*-means++算法具体过程如下：

步骤1：在样本集中随机选择一个样本，记为第一个初始化聚类中心 c_1。

步骤2：计算每个样本与 c_1 聚类中心间的最短欧式距离 $D(x)$，再利用公式1计算每个样本被选为下一个聚类中心的概率，继而通过轮盘法选出下一个聚类中心。

$$P(j) = \frac{D(x_j)^2}{\sum_{i=0}^{n} D(x_i)^2} \tag{1}$$

步骤3：重复步骤2直到无新的聚类中心产生，共得到*k*个聚类中心 $\{c_1, c_2, \cdots, c_k\}$。

步骤4：对样本集中每个样本 x_i，计算其到*k*个聚类中心的距离，并将其分配到距离最小的聚类中心所在的类。

步骤5：对类别 c_i，用公式(2)重新计算它的聚类中心；

$$c_i = \frac{1}{|c_i|}\sum_{x \in c_i} x \tag{2}$$

步骤6：重复步骤4和步骤5直到聚类中心的位置固定，至此完成样本分类。

本研究选用*k*-means++算法，对研究区域的农田归一化植被指数(NDVI)进行像素级样本分类(单幅影像数据量级约5×10^{6}个)，区分作物像元和裸土像元。

1.1.3 三温蒸散发估算模型 三温模型(Three-Temperature Model，3TM)是由熊博文等[19]提出的一种构建于地表能量平衡方程基础之上，核心参量为气温、表面温度以及参考表面温度的蒸散发估算模型。该模型优势在于引入了参考土壤(干燥无蒸发的土壤)、参考植被(干燥无蒸腾的植被)，避开了经典蒸散发估算模型中多个阻抗参数计算的复杂性和不确定性，极大地简化了蒸散发估算的过程。同时，可通过遥感技术便利地获取模型所需的核心参量，进而快速地开展不同尺度多种下垫面的蒸散发估算。三温模型中植被蒸腾和土壤蒸发组分由下列公式计算：

$$LE_c = R_{n,c} - R_{n,cp}\frac{T_{0,c} - T_a}{T_{0,cp} - T_a} \tag{3}$$

$$LE_s = R_{n,s} - G_s - (R_{n,sd} - G_{sd})\frac{T_{0,s} - T_a}{T_{0,sd} - T_a} \tag{4}$$

$$G_{sd} = 0.05R_n \tag{5}$$

$$LE = LE_c + LE_s \tag{6}$$

式中：*LE*为水汽汽化潜热[W·(m^{-2}·mm^{-1})]；LE_c 为植被蒸腾组分；LE_s 为土壤蒸发组分(mm)；*G*为土壤热通量(W·m^{-2})；R_n 为净辐射(W·m^{-2})；T_a、T_0 分别为气温(K)和表面温度(K)；下标*c*、*s*、*cp*、*sd*分别表示冠层、土壤、参考冠层及参考土壤。

本研究运用三温模型的核心参数由低空无人机挂载多光谱和热红外传感器获取，飞行高度110 m，航向和旁向重叠率80%，获取数据的空间分辨率为50 cm。考虑到像元分辨率足够精细，且研究区域属于一致性农田，土壤与植被空间构成清晰。因此，本研究假设像元单一均质，即纯净植被像元或纯净土壤像元。纯净像元的蒸腾和蒸发分别由公式(3)和公式(4)计算，区域内蒸散发等于二者之和，用公式(6)计算。

上述公式中其他辅助参数定义如下：

$$R_n = (1-\alpha)R_s + \varepsilon_0\sigma\left(\varepsilon_a T_a^4 - T_0^4\right) \tag{7}$$

$$R_{n,sd} = (1-\alpha)R_s + \varepsilon_0\sigma\left(\varepsilon_a T_a^4 - T_{0,sd}^4\right) \tag{8}$$

$$R_{n,cp} = (1-\alpha)R_s + \varepsilon_0\sigma\left(\varepsilon_a T_a^4 - T_{0,cp}^4\right) \tag{9}$$

$$R_{n,c} = R_n\left[1 - \exp(-0.45\mathrm{LAI})\right] \tag{10}$$

$$R_{n,s} = R_n\exp(-0.45\mathrm{LAI}) \tag{11}$$

$$\varepsilon_a = 0.92\times10^{-5}T_a^2 \tag{12}$$

式中：α 为地表反照率；R_s 为太阳辐射(W·m^{-2})；σ 为斯蒂芬-玻尔兹曼常数，取值5.67×10^{-8} W·m^{-2}·K^{-4}；ε_0 为地表比辐射率，取值通常在0.9~0.95，本研究采用区间中值0.925；ε_a 为空气比辐射率，按照Hatfield等[20]的研究，取值 $0.92\times10^{-5}T_a^2$。$R_{n,sd}$(公式8)和 $R_{n,cp}$(公式9)可由 $T_{0,sd}$ 和 $T_{0,cp}$ 分别替换公式(7)中 T_0 获得；参考表面温度是某像元无蒸发或蒸腾时具

有的温度，无法通过直接测量获取，采用遥感图像中的温度最大值代表参考表面温度。

利用三温模型遥感反演得到瞬时蒸散发量。本研究通过Jackson等[21]提出的正弦关系法在时间维将瞬时蒸散发量升尺度为日蒸散发量。

$$ET_d = \frac{2N \times ET_i}{\pi \sin(\pi \times t/N)} \tag{13}$$

式中：ET_d为日蒸散发量（mm·d^{-1}）；ET_i为瞬时蒸散发量（mm·s^{-1}）；t为日出至无人机遥感观测时的时长（秒，s）；N为研究所在区域的日出至日落时段长（秒，s）。本研究中的日出、日落及太阳位置数据，来自美国国家海洋和大气局（NOAA）基于Meeus[22]天文算法开发的计算器（https://gml.noaa.gov/grad/solcalc/）。

1.1.4　时间序列谐波分析　时间序列谐波分析方法（Harmonic Analysis of Time Series，HANTS）由Menenti等[23]提出，用于处理植被指数时间序列，消除无效值和噪声，生成平滑的生长曲线。该方法通过傅里叶变换将时间域数据分解为不同频率的正弦或余弦曲线，并利用最小二乘法拟合数据。通过迭代，将显著异常的样本点排除，直到数据点与曲线间的距离小于容差，最终生成平滑的时间序列曲线。HANTS无需等时间间隔，广泛用于数据平滑、去除异常值和填补缺失数据。

使用HANTS算法时，先确定5个核心参数，频率个数（Number of Frequencies，NOF）；有效值范围（Valid Data Range，VDR）；域外的样本点在数据拟合过程中被剔除；异常方向标记（High/Low），指示曲线拟合的异常方向，标识出来的数据将被删除；最小拟合数据量（Degree of Over Determinedness，DOD），保障重构曲线的最小拟合数据量；拟合容差（Fit Error Tolerance，FET），在曲线拟合中样本点与曲线之间的误差超过该阈值时将被剔除。

本文使用HANTS算法的目的是对WOFOST输出的作物蒸腾以及蒸渗仪观测的土壤蒸发数据进行数据平滑，算法核心参数在本文中取值如表1所示。

表1　HANTS算法参数设置

Tab.1　Parameter settings of the HANTS algorithm

参数名称	NOF	VDR	Hight/Low	FET	DOD
值域	3	0.1~6.0	Hight	3	12

1.1.5　伴随率定函数　实际蒸散发具有时间序列属性，变化趋势近似正弦函数振荡。本文利用正弦函数的值域有界性，来刻画三温模型估算蒸散发组分的溢出损失和亏缺损失。

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i \sin(b_i x + c_i) \tag{14}$$

式中：设有n个正弦函数项，i为第i个正弦项。其中a为振幅，表示正弦函数波动中横跨蒸散发损失的波峰高低的差距，须是正实数。b为角频率，表示正弦函数的周期与时间x的关系，须是正实数。c为相位差，是一个实数，表示正弦函数相对原点的偏移量。

综上，本文基于WOFOST伴随率定的三温模型农田遥感蒸散发估算方法具体流程如图1所示。

1.2　评估指标

选用判定系数（R^2）、RMSE、归一化均方根误差（NRMSE）、相关系数（CC）、绝对误差平均值（AD）、残差聚焦系数（CRM）和NSE系数7种统计评估指标。其中使用AD、RMSE、NRMSE、CC、CRM评估WOFOST模型模拟作物生长关键参量相较于实测值的精度；使用RMSE、R^2、CC、NSE定量评估本文实际ET估算方法相较于涡度通量站观测ET的估算精度。

评估指标的指示性说明，AD越小，R^2，CC趋向1表示模型模拟好，模拟值与实测值相关度高。0<NRMSE≤10%为极高精度，10%<NRMSE≤20%为较高精度，20%<NRMSE≤30%为中等精度。CRM<0表示模型模拟值偏高，CRM>0表示模型模拟值偏低，越接近0表示作物模型模拟好。NSE趋向1表示好的蒸散发估算精度，并依据Moriasi等的研究[24]，将NSE值分为4个等级：优秀（0.75<NSE≤1.00），良好（0.65<NSE≤0.75），适用（0.50<NSE≤0.65），较差（NSE≤0.5）。

1.3　研究区域与数据获取

1.3.1　研究区域　选择宁夏青铜峡引黄灌区典型农田生态系统作为用例，开展伴随率定的三温模型农田遥感蒸散发估算方法研究及验证。青铜峡灌区位于西北内陆宁夏平原中部，属中温带大陆性气候干旱区，年降水量只有260.7 mm，全年日照充分（2955 h），年平均气温8.5 ℃。灌区黄河水贯穿其中，水源充沛，土壤肥沃，灌排渠系发达，主要发展灌溉农业，是我国重要的粮食产区。其具有典型北方灌溉农田生态系统，是理想的开展干旱区绿洲农

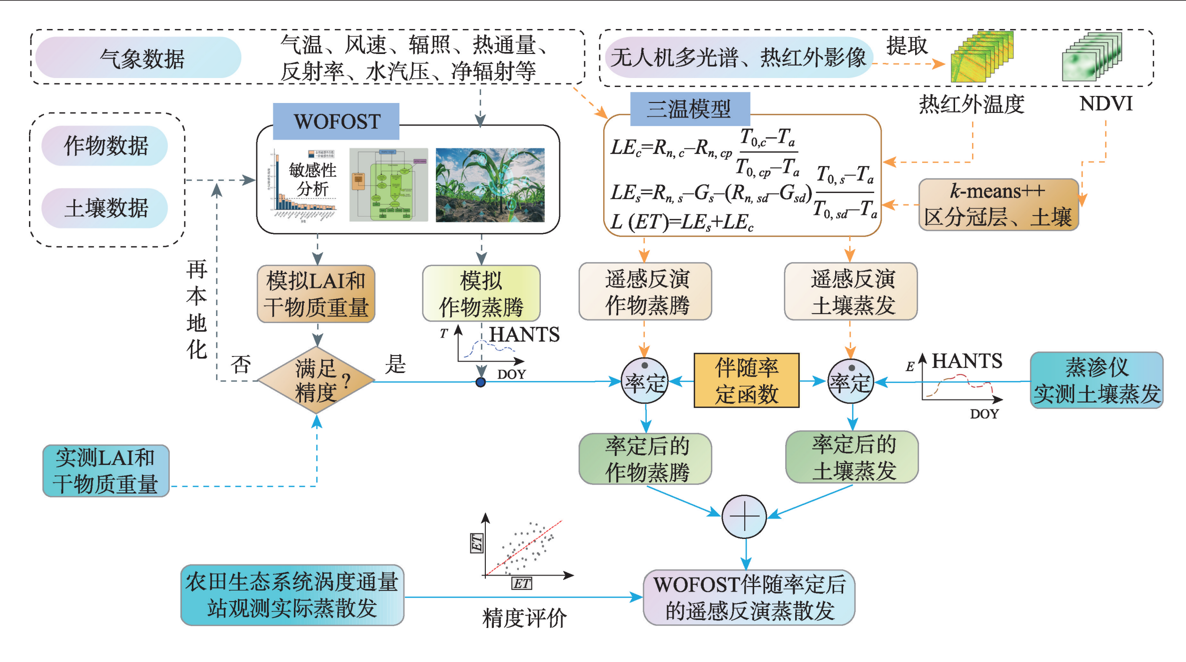


图1 WOFOST伴随率定的三温模型农田遥感蒸散发估算方法流程图

Fig. 1 Overview of the remote sensing evapotranspiration estimation method in farmland using the adjoint calibration of the WOFOST three-temperature model

业水文与水文遥感相关研究的灌区。

本研究依托宁夏大学在该灌区建设的长期农田生态系统观测站及试验场开展工作。核心试验场中心设有涡度相关观测塔一座，塔高10 m，安装美国Campbell公司CPEC310涡度观测设备及其他气象水文观测设备(图2)。主要观测要素包括以塔基中心，半径为1 km范围内农田生态系统的水汽通量(Evapotranspiration，*ET*)、CO_2通量；6个不同高度(1~10 m)的空气温度、相对湿度、风向、风速，大气压力；6个不同深度(0~100 cm)的土壤含水率、土壤温度、土壤盐分、四分量辐射、光合有效辐射、土壤热通量、红外地表温度以及降水量等。距通量站5 m处埋有直径1 m的土壤蒸渗仪，且表面不种植作物，每30 min记录一次桶内土柱重量的变化情况，得到土壤蒸发量。观测场区下垫面平整均一，区域内种植玉米一种作物，采用畦灌方式灌溉。

1.3.2 作物模型数据 运行WOFOST模型需要土壤、田间管理、作物生长指标三类数据。土壤数据

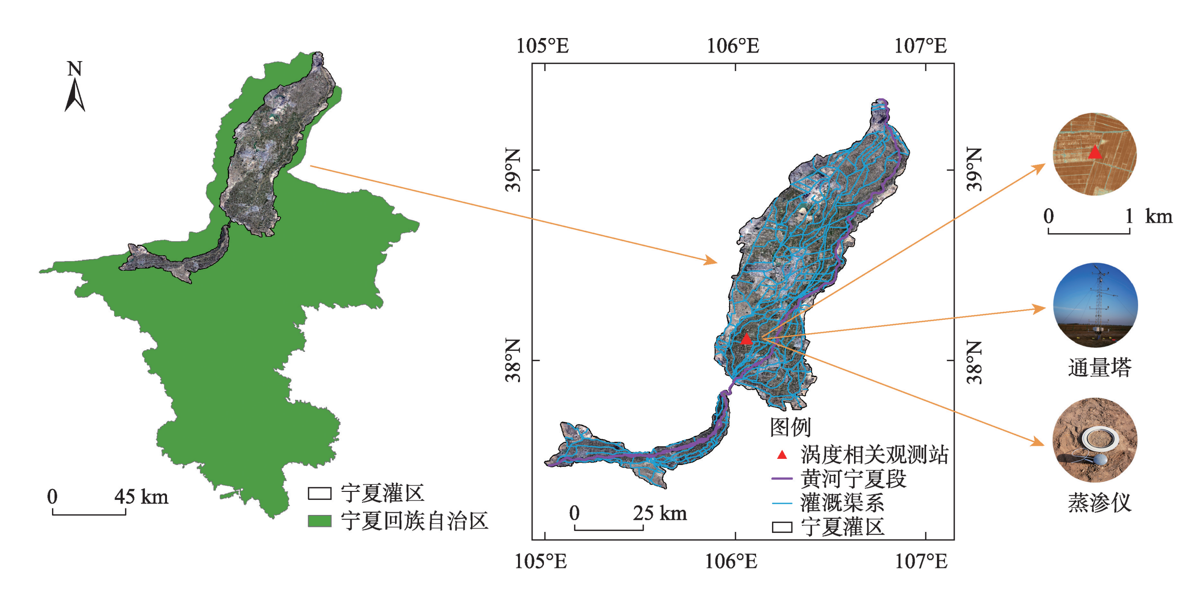


图2 研究区域及本研究核心观测设备

Fig. 2 The location of the in-situ research and the core observation equipment of this study

采取田间的土壤样本带回室内用环刀法测量土壤容重、土壤萎蔫点含水量(Wilting Point of the Soil, SMW)、田间持水量的土壤含水量(Field Capacity of the Soil, SMFCF)和饱和含水量(Porosity of the Soil, SM0)。生育期和田间管理数据通过人工记录玉米播种、发芽、拔节、抽穗、成熟、灌溉等关键时间。作物生长数据按照玉米生育期阶段分别用直尺测量株高，使用冠层分析仪(美国LI-COR，LI-2200C)测量叶面积指数。在不同育期取玉米植株带回实验室，剪去根部，将茎杆、叶片和果穗分类，然后放入烘箱在105 ℃条件下杀青30 min，再在80 ℃条件下烘干至恒重，分别测量茎、叶、穗干重即得到不同时期生物量；待玉米成熟后，收取1 m^2植株对其进行脱粒、分类和烘干处理，获取产量信息。

1.3.3　*气象及遥感数据*　气象数据包括气温、辐照、水汽压、风速、降水量、蒸散发量、净辐射、土壤热通量、作物表面温度、0~100 cm的土壤含水率均由农田生态系统观测站持续观测，蒸渗仪观测每日土壤蒸发。观测频率每30 min一次。

多光谱及热红外遥感数据利用大疆M300-RTK无人机搭载MicaSense Altum多光谱及热红外一体化传感器。选择晴好天气对研究区进行航测，起飞前利用校准板进行传感器定标，设置飞行高度110 m，速度7 m·s^{-1}，航向及旁向重叠率80%。所获得多光谱数据地面分辨率5 cm，热红外数据地面分辨率80 cm，经拼接后，提取研究区域的NDVI及热红外温度。本研究在作物生育期每隔5 d进行一次飞行采集，共获得23批次的多光谱及热红外遥感数据(图3)。

2　结果与分析

2.1　WOFOST敏感性分析、模型本地化及验证

利用EFAST方法分析玉米WOFOST作物生长模型47个参数对TAGP，最大LAI的敏感性(图4)，筛选出对模型影响显著的参数。从全局敏感性可见，潜在水平下宁夏青铜峡灌区玉米主要敏感参数有生育阶段为0时比叶面积函数(SLATB0)、生育阶段为0.78时比叶面积函数(SLATB078)、生育阶段为2时可见光漫反射消光系数函数(KDIFTB2)、日平均温度为40 ℃时叶片光合作用效率函数(IEFF-TB40)、茎同化物转换效率(CVS)。

根据上述敏感性分析结果，本文WOFOST模型的本地化作物参数校准方案对敏感性高的参数，如SLATB、CVS等，采用试错法对其进行调整直至符合要求；对敏感性低或不敏感的参数，直接采用模型默认值，例如贮存器官相对维持呼吸速率(RMO)等；未进行敏感性分析或易于观测的参数，通过实验和计算确定其数值，如初始地上总生物量(TDWI)等。根据上述方案最终确定研究区域WOFOST玉米作物参数(表2)。

由图5可知经过参数校正的WOFOST模型模拟干物质重量与田间实测值之间有着显著相关性(0.05水平)，WST、WLV、WSO、TAGP的CC系数分别为0.99、0.96、0.95、0.99，均方根误差RMSE分别为635.35 kg·hm^{-2}、301.13 kg·hm^{-2}、977.61 kg·hm^{-2}、

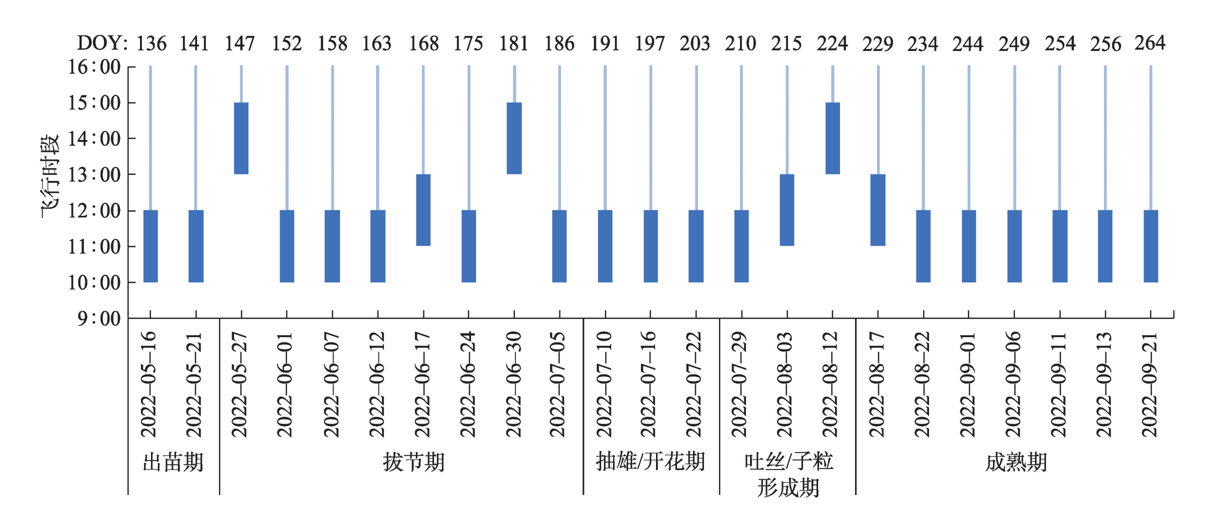


图3　生育期无人机多光谱及热红外遥感数据采集时间

Fig. 3　Time of data collection for UAV multispectral and thermal infrared remote sensing during the growing season

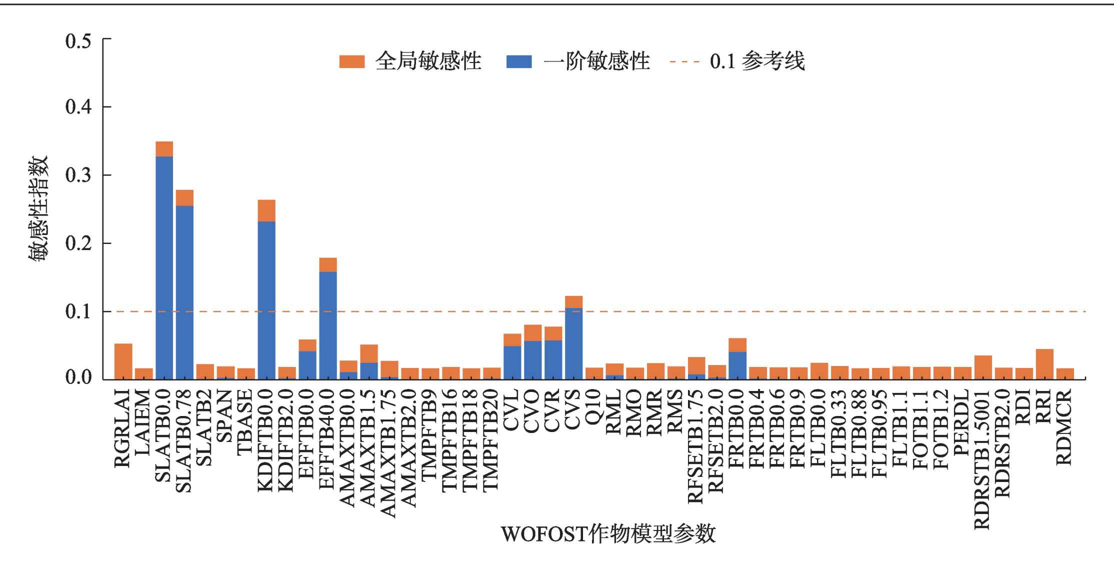


图4 玉米WOFOST作物参数敏感性

Fig. 4 Sensitivity of WOFOST crop parameters for summer maize

表2 WOFOST模型主要参数校准值

Tab.2 Calibration values of the main parameters in the WOFOST model

参数	定义	取值	参数	定义	取值
TSUM1	出苗至抽雄有效积温	1026	AMAXTB1.75		49
TSUM2	抽雄至成熟有效积温	889	AMAXTB2.0		42
DTSMTB0	积温日增长函数	0	KDIFTB0.0	可见光漫反射消光系数函数	0.6
DTSMTB6		0	KDIFTB2.0		0.6
DTSMTB30		22	EFFTB0.0	叶片光合作用效率函数	0.45
DTSMTB35		24	EFFTB40.0		0.45
TDWI	初始地上总生物量	18	CVL	叶同化物转换效率	0.680
LAIEM	出苗时叶面积指数	0.00836	CVO	贮存器官同化物转换效率	0.665
RGRLAI	叶面积指数最大增长速率	0.00294	CVR	根同化物转换效率	0.690
SLATB0.0	比叶面积函数	0.0025	CVS	茎同化物转换效率	0.682
SLATB0.78		0.0014	RML	叶相对维持呼吸速率	0.03
SLATB2.0		0.0014	RMO	贮存器官相对维持呼吸速率	0.01
SPAN	叶片衰老系数	42	RMR	根相对维持呼吸速率	0.015
TBASE	叶片生长下限温度	8	RMS	茎相对维持呼吸速率	0.015
AMAXTB0.0	最大CO_2同化速率	70	SMW	萎蔫点含水量	0.10
AMAXTB1.25		63	SMFCF	田间持水量下的土壤含水量	0.27
AMAXTB1.50		49	SM0	饱和含水量	0.40

1271.93 kg·hm^{-2},归一化均方根误差NRMSE分别为17.09%、17.53%、14.94%、16.66%,均小于20%;CRM指数都在近0值附近。因此,经过参数校正的WOFOST模型对作物生长关键指标的模拟具有较高精度,模拟效果良好。图5a和图5b也反映出茎干重和叶干重在抽雄后模拟值略大于实测值,可能由于模型模拟的是潜在条件下玉米的生长情况,但在实际病虫害、田间管理等外界因素会影响作物的生长,导致实际茎干重和叶干重偏小。抽雄后地上总干物质重量的模拟值略大于实测值(图5d),是由于田间采集的植株样本不包括死亡和凋零腐朽的器官。

图6a是WOFOST模拟的叶面积指数LAI与实测值的对比,LAI是作物生长过程模拟的核心指标。可以看到模拟值与实测值有0.95的显著相关(0.05水平),NRMSE为14.94%,CRM为-0.09,模型对LAI的模拟具有良好的精度。

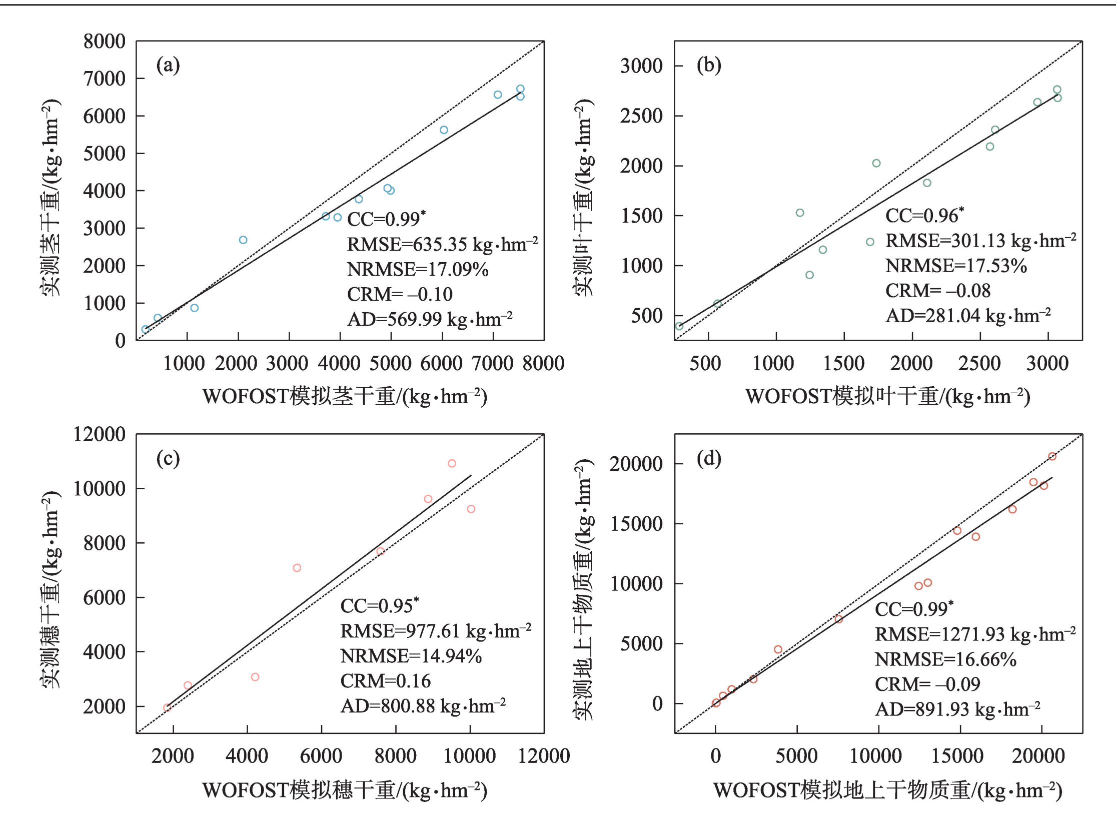


图5　WOFOST干物质重量模拟值与实测值

Fig. 5　The simulated dry matter weight values from WOFOST and the measured values

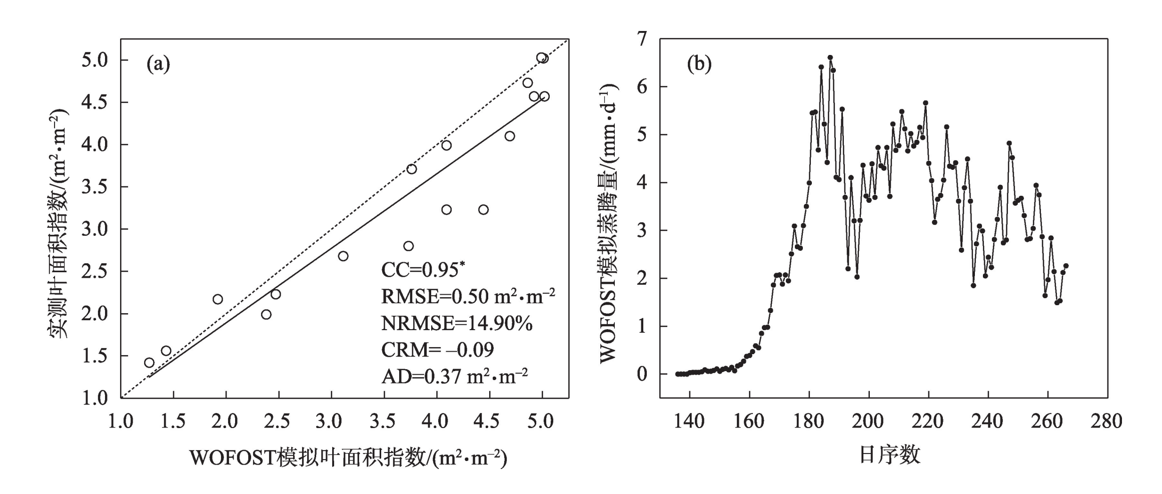


图6　WOFOST模拟叶面积指数与实测值以及WOFOST模拟的作物蒸腾

Fig. 6　WOFOST-simulated leaf area index and the measured values, and the crop transpiration simulated by WOFOST

综上，模拟的WST、WLV、WSO、TAGP以及LAI与实测值对比，评估指标证实了经过参数校正的WOFOST模型对研究区玉米的生长状态有良好的模拟精度。因此，WOFOST本地化后模拟的作物蒸腾可以代表实际作物蒸腾(图6b)。

2.2　三温模型估算实际蒸散发

出苗期至拔节期(DOY147–163)叶片增大，作物株高增长、冠层所占像元的比例持续增加，蒸腾量上升，作物蒸腾空间分布不均(图7a)；抽雄期作物生长迅速，蒸腾量显著增加，冠层所占像元的比例较稳定，作物蒸腾空间分布相对均一，玉米蒸腾量在DOY197达到4.1~6.0 mm·d^{-1}，DOY203则达到了6.1~8.0 mm·d^{-1}，乃至8.1~8.9 mm·d^{-1}。吐丝期和成熟期前段(DOY210–224)玉米蒸腾旺盛，受地力条件、地块灌水时间早晚不一等因素影响，蒸腾的空间分布不一致，总体上日蒸腾量在6.1~8.5 mm·d^{-1}。

玉米成熟期后段(DOY229)蒸腾量开始走低,东南区域下降到4.1~6.0 mm·d^{-1}。总体上,三温模型估算的作物苗期蒸腾少,并随作物生长增加,7月、8月玉米生长旺季达到峰值,成熟后逐渐减小的趋势,与WOFOST模型模拟作物蒸腾所反映出的趋势大体近似。

出苗期至拔节期(E-DOY147-163)作物冠层尚未发育完全,存有大量的裸露土壤(图7b)。因此,本时期土壤蒸发强烈,并随气温升高,在6月中旬(E-DOY163)达到高值,空间分布不均,蒸发量在4.1~8.0 mm·d^{-1}。随着作物快速生长,冠层逐渐郁闭,土壤像元所占比例下降,直至抽雄期(E-DOY197-203),土壤像元占比基本保持稳定,裸露的土壤基本由田间生产道路、渠沟边坡及田埂构成。因此,土壤蒸发的空间分布图成条格网状,土壤蒸发量在2.1~6.0 mm·d^{-1},少量渠沟边坡湿润土壤蒸发可达到6.1~8.0 mm·d^{-1}。进入作物成熟期后(E-DOY224-229)随着9月气温下降以及农田停止灌溉,土壤蒸发开始下降。

为了定量地评估三温模型在遥感估算研究区的日蒸散发精度,本文将三温模型估算的实际蒸散发、作物蒸腾组分以及土壤蒸发组分,分别与涡度相关通量站观测的实际蒸散发、WOFOST模拟的作物蒸腾以及蒸渗仪实际测得的土壤蒸发进行对比(图8)。

整体上三温模型估算的实际蒸散发与通量站观测蒸散发的偏差大(图8a),相关性虽然通过了0.05水平显著性检验,但相关系数只有0.61;在要求严苛的NCSE指标也只有-0.48,属于较差级别,说明三温模型估算的实际蒸散发与观测值有近似的变化趋势,但在日尺度上估算误差较大,RMSE达到1.76 mm·d^{-1}。三温模型估算的作物蒸腾组分同样不理想(图8b),相关度虽然达到0.71,并显著相关,但NCSE只有-2.11,估算精度低,RMSE达到1.91 mm·d^{-1}。三温模型估算的土壤蒸发精度更低(图8c),与蒸渗仪观测值的相关度只有0.12,NCSE低至-14.25,RMSE达到3.02 mm·d^{-1}。

2.3 WOFOST伴随率定的三温模型农田遥感蒸散发估算

通过以上评估,显然三温模型遥感估算的蒸散发及其组分精度不高,与观测系统值误差大,尚不能满足多数蒸散发应用需求。为此,本文使用经HANTS滤波后的WOFOST模型模拟的作物蒸腾(T_WOFOST)和蒸渗仪观测的土壤蒸发(E_lysimeter)作为基准,通过公式(12)构建的伴随率定函数

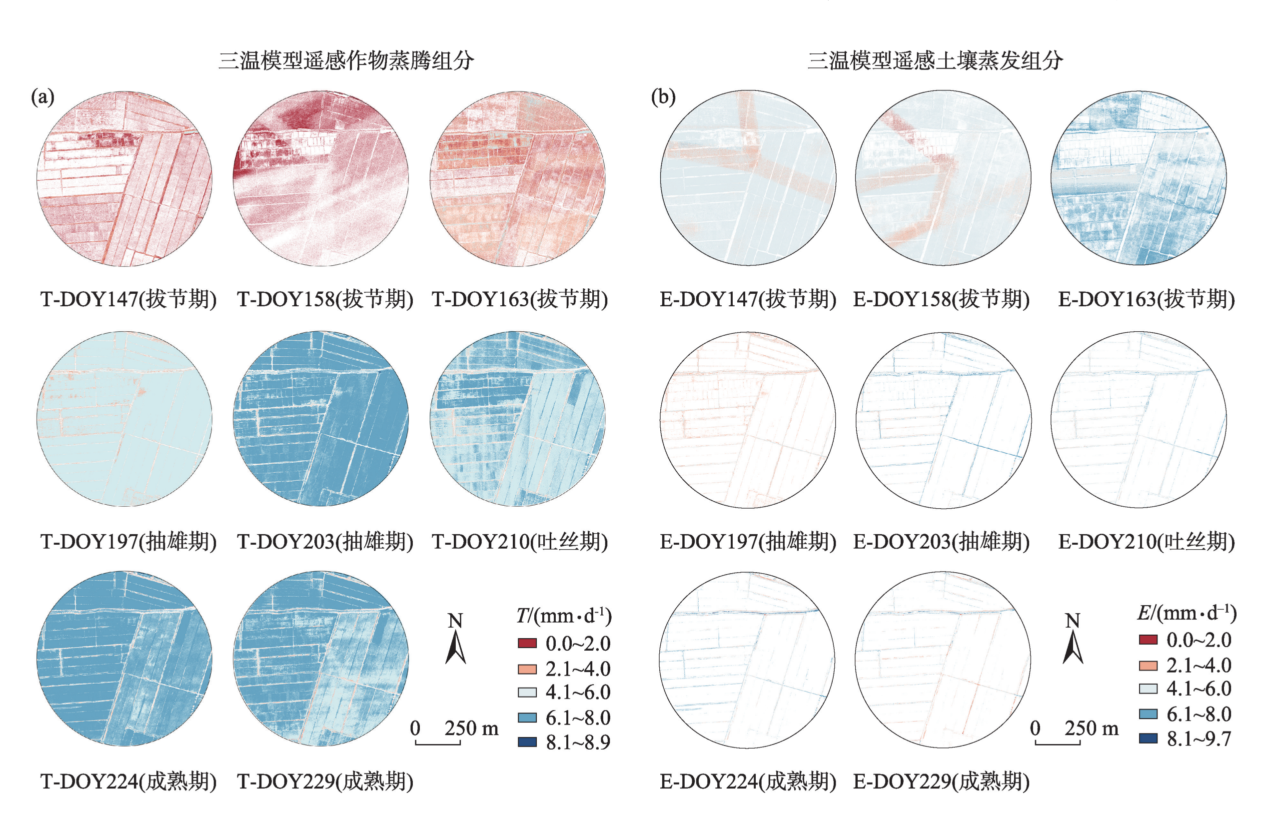


图7 三温模型遥感估算的研究区日蒸腾蒸发组分

Fig. 7 Remote sensing estimation of daily evapotranspiration components in the study area using the three-temperature model

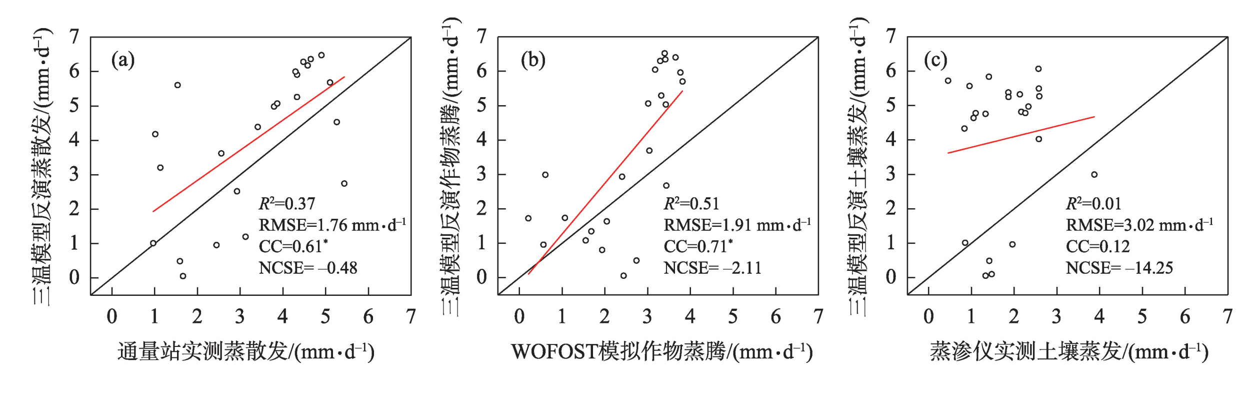


图8　三温模型遥感估算的研究区日蒸散发及其组分评价指标

Fig. 8　Evaluation metrics for daily evapotranspiration and its components in the study area estimated by the three-temperature model

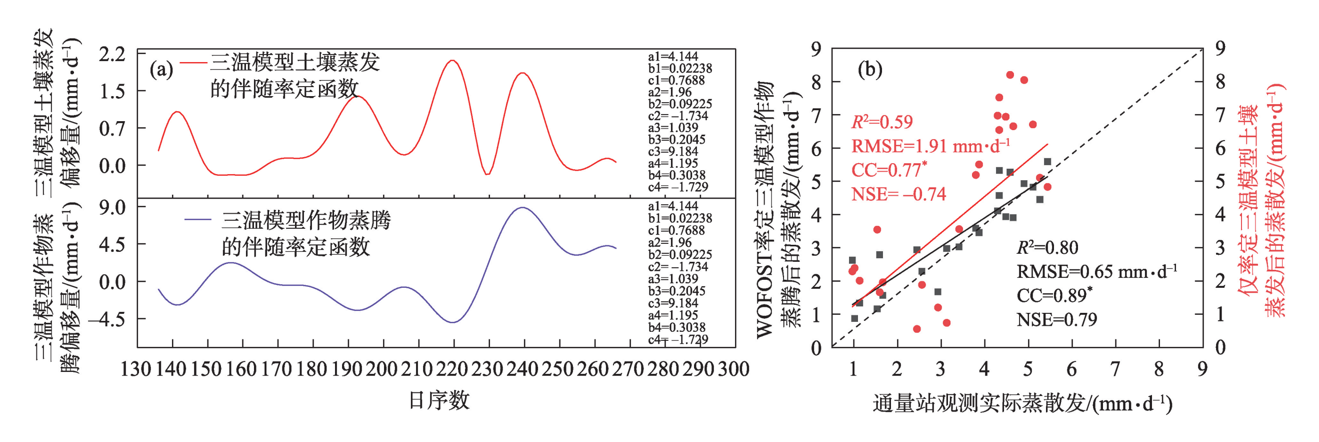


图9　伴随率定函数与WOFOST伴随率定三温模型遥感蒸散发估算值

Fig. 9　Estimation of evapotranspiration using remote sensing with the accompanying calibration function and WOFOST-calibrated three-temperature model

作为修正量(图9a)，对三温模型估算的作物蒸腾和土壤蒸发进行率定。

本文选取两种情况分析，仅率定三温模型土壤蒸发组分和在率定三温模型土壤蒸发的基础上WOFOST作物蒸腾率定三温模型蒸腾组分。如图9b所示，仅率定三温模型土壤蒸发后的蒸散发(ET_E_lysi_Cali)与涡度相关通量站观测实际蒸散发(ET_ECObs)的相关系数达到0.77，且通过显著性检验，但是NCSE仅为−0.74，精度较低，存在明显的高估，RMSE达到了1.91 mm·d⁻¹。

再结合图8b~8c可知，三温模型估算的作物蒸腾和土壤蒸发存在较大的误差，所以只率定土壤蒸发后整体估算*ET*的精度并没有得到很好的改善。本文在率定三温模型土壤蒸发的基础上WOFOST作物蒸腾率定三温模型蒸腾组分(ET_T_WOFOST_Cali)，可见最终的ET与涡度通量观测值显著高度相关(系数达到了0.89)，评价估算精度的核心指标NCSE为0.79，达到优秀等级(>0.75)，RMSE为0.65 mm·d⁻¹。

3　讨 论

3.1　HANTS算法和WOFOST参数敏感性对遥感蒸散发模型的影响

HANTS是一种有效去除无效值和噪声的方法，通过傅里叶变换将时间域数据分解到频率域，从而获得平滑的时间序列。除此之外，HANTS算法能够剔除异常值以及填补缺失数据，为后续研究提供可信的时间序列数据。本文对WOFOST模拟的蒸腾量和蒸渗仪观测的土壤蒸发量应用HANTS滤波后，主要去除了模型模拟数据的高频噪声以及田间观测到的原始数据中可能包含测量误差、环境干扰等引入的噪声，保留了蒸腾和蒸发变化的主要趋势，波峰与波谷的变化仍然存在，但这些变化更清晰地反映了作物生长过程中蒸腾量和土壤蒸发量的实

际波动情况。这种处理方法有助于后续模型率定过程中更加准确地捕捉关键的蒸腾和蒸发变化趋势,从而提升模型的整体估算精度[25]。

WOFOST模型参数敏感性分析对其模拟结果至关重要。通过敏感性分析可以确定哪些参数对模型输出影响最大,从而在校准过程中重点关注这些关键参数,提高模型模拟结果的准确性。敏感性分析有助于理解参数变化对模型输出的影响,有助于优化模型参数设置,使模型在不同条件下具有更好的鲁棒性和适用性。同时,识别并校准关键参数能够减少模型的不确定性,提高模拟结果的可靠性[26]。是否进行参数敏感性分析,对WOFOST模型结果会造成显著影响。众多的参数如果不进行参数敏感性分析可能导致忽略关键因素,使得模型校准不全面,稳定性和一致性不足,模拟结果精度较低[27]。利用EFAST方法对WOFOST模型的47个参数进行了全局敏感性分析,筛选出对模型输出影响最大的关键参数,并针对这些参数进行了本地化校准。结果表明比叶面积、茎同化物转换效率等参数对模型输出的影响最大。通过参数校准,使WOFOST模型对作物生长关键指标的模拟结果与实测值之间的相关性显著提高。这不仅增强了模型对作物生长过程的模拟精度,也为后续利用WOFOST模拟的作物蒸腾量率定三温模型提供了可靠的数据基础。

3.2 作物模型伴随率定方法对遥感蒸散发模型估算精度提高的作用

1992年LaVenue等[28]使用灵敏度和克里格法伴随率定地下水流动模型,显著地提升了水文模型的性能。2009年Käbe等[29]将蒙特卡罗算法伴随率定了金融市场模型,也有学者将伴随率定方法成功地应用于水形态动力学模型[30]以及汽车跟随模型[31],从已有研究结论来看,伴随率定是一种有效提升模型精度的方法。作物蒸腾是农田蒸散发的主要组分,本文中使用的三温遥感蒸散发模型是基于能量平衡理论,优点是可通过遥感技术便利地获取驱动数据,但其缺点是忽略了作物生长的动态特征,难以准确反映作物实际蒸腾过程。再者,遥感蒸散发模型的驱动数据都是传感器采集的瞬间值,模型所估算的蒸散发还需要从瞬时值向晴好日尺度以及逐日尺度去转换。但是,到目前为止这些转换方法存在较大的不确定性。2021年Jiang等[32]基于全球139个涡度相关通量观测数据,对6种瞬时向日尺度的转换方法做了评估,研究表明这些方法存在较大差异,数据的观测时间显著地影响6种转换方法最终估算精度,特别是正弦关系法。本文所使用的正弦关系法的理想观测时间应在太阳正午前后2 h之内。但受到天气、地形等多种因素影响,实际工作中遥感观测时间很难保证在这个时段,这也是导致日尺度遥感蒸散发模型估算精度不理想的一个因素。因此,未经过率定的三温模型蒸散发估算结果与实测数据的相关性较低,精度差,纳什效率系数为负数,极大地表明未经率定的三温遥感蒸散发模型无法直接使用。

而WOFOST是一种机理性作物生长模型,其所模拟的作物蒸腾则是连续日尺度的。已有研究结果[13]表明,与涡动相关系统观测对比,本地化后的WOFOST作物生长模型所估算实际作物蒸腾具有较高精度。因此,在作物模型本地化精度保障的前提下,用其模拟的作物蒸腾率定遥感蒸散发模型的蒸腾组分,可改善遥感蒸散发模型时间尺度的不确定性,并提高蒸散发估算精度。本文将WOFOST模拟的作物蒸腾量和蒸渗仪观测的土壤蒸发数据经过HANTS滤波处理后,作为基准数据,构建伴随率定函数率定三温模型的蒸腾和蒸发组分,最终的蒸散发估算结果与实际观测值的相关性达到0.89,RMSE降低到0.65 mm·d^{-1},纳什效率系数达到0.79,估算精度达到优秀水平,表明伴随率定方法有效,可以用于遥感模型的校正。该方法的优势在于将作物生理生长的动态特征引入遥感蒸散发估算中,能够更全面地反映作物生长对蒸散发的影响。尤其在农田生态系统中,其对蒸散发的贡献显著,有助于提高蒸散发估算的精度和可靠性。

3.3 局限性及未来挑战

本文目的是通过作物模型来提高遥感蒸散发估算模型的性能。选用了三温遥感蒸散发模型作为用例,今后可将WOFOST模型与其他诸如SEBAL、SEBS以及TSEB等遥感蒸散发模型结合使用。WOFOST模型在多种大田作物上已有广泛应用,因此我们认为该方法在其他作物的蒸散发估算上也具有一定的应用潜力。此外,本文工作在无人机遥感尺度开展,就研究方法如何向卫星遥感尺度拓展还需要进一步深入研究,特别是以10~30 m地面空间分辨率卫星(如Sentinel、Landsat等)遥感尺度的遥感蒸散发估算有着迫切的需求[33]。

4 结 论

本文提出了一种WOFOST伴随率定三温模型的农田遥感蒸散发估算方法,使用作物模型模拟的作物蒸腾对三温模型进行率定,实现了遥感蒸散发

模型估算精度的提高，并选择我国西北宁夏引黄灌区作为检验方法适用性的区域，将估算结果同该区域的涡度通量站观测的农田生态系统实际蒸散发对比，相关系数为0.89，RMSE为0.65 mm·d^{-1}，NCSE为0.79，达到优秀等级。研究结果证实了本文方法在玉米农田蒸散发估算中的有效性和可靠性，将作物模型引入到遥感蒸散发模型中对农田生态系统蒸散发估算精度提升有良好的效果和积极的意义。

参考文献(References)：

[1] Zhang K, Kimball J S, Running S W. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2016, 3(6): 834-853.

[2] Yang X, Zhou Q, Melville M. Estimating local sugarcane evapotranspiration using Landsat TM image and a VITT concept[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(2): 453-459.

[3] Bastiaanssen W G M, Menenti M, Feddes R A, et al. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) [J]. Journal of Hydrology, 1998, 212: 198-212.

[4] Su Z. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2002, 6(1): 85-100.

[5] Nieto H, Kustas W P, Torres-Rúa A, et al. Evaluation of TSEB turbulent fluxes using different methods for the retrieval of soil and canopy component temperatures from UAV thermal and multispectral imagery[J]. Irrigation Science, 2019, 37: 389-406.

[6] 乔帅帅, 魏征, 张宝忠, 等. 基于DNDC模型的北京市大兴区冬小麦农业用水效率[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(11): 1087-1091. [Qiao Shuaishuai, Wei Zheng, Zhang Baozhong, et al. Water use efficiency of winter wheat based on DNDC model in Daxing District of Beijing[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering (JDIME), 2018, 36(11): 1087-1091.]

[7] Timmermans W J, Kustas W P, Anderson M C, et al. An intercomparison of the surface energy balance algorithm for land (SEBAL) and the two-source energy balance (TSEB) modeling schemes[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 108(4): 369-384.

[8] García-Santos V, Sánchez J M, Cuxart J. Evapotranspiration acquired with remote sensing thermal-based algorithms: A state-of-the-art review[J]. Remote Sensing, 2022, 14(14): 3440.

[9] 张圆, 贾贞贞, 刘绍民, 等. 遥感估算地表蒸散发真实性检验研究进展[J]. 遥感学报, 2020, 24(8): 975-999. [Zhang Yuan, Jia Zhenzhen, Liu Shaomin, et al. Advances in validation of remotely sensed land surface evapotranspiration[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(8): 975-999.]

[10] Lu Y, Chibarabada T P, McCabe M F, et al. Global sensitivity analysis of crop yield and transpiration from the FAO-AquaCrop model for dryland environments[J]. Field Crops Research, 2021, 269: 108182.

[11] Ran H, Kang S, Hu X, et al. A framework to quantify uncertainty of crop model parameters and its application in arid Northwest China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 316: 108844.

[12] Zhou J, Cheng G, Li X, et al. Numerical modeling of wheat irrigation using coupled HYDRUS and WOFOST models[J]. Soil Science Society of America Journal, 2012, 76(2): 648-662.

[13] Dewenam L E F, Er-Raki S, Ezzahar J, et al. Performance evaluation of the WOFOST model for estimating evapotranspiration, soil water content, grain yield and total above-ground biomass of winter wheat in Tensift Al Haouz (Morocco): Application to yield gap estimation[J]. Agronomy, 2021, 11(12): 2480.

[14] De Wit A, Boogaard H, Fumagalli D, et al. 25 years of the WOFOST cropping systems model[J]. Agricultural Systems, 2019, 168: 154-167.

[15] Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39-56.

[16] DeJonge K C, Ascough II J C, Ahmadi M, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments[J]. Ecological Modelling, 2012, 231: 113-125.

[17] De Wit A, Boogaard H L, Supit I, et al. System Description of the WOFOST 7.2, Cropping Systems Model[R]. Wageningen Environmental Research, 2020.

[18] Arthur D, Vassilvitskii S. *K*-means++: The Advantages of Careful Seeding[R]. Stanford Theory Group, 2006.

[19] 熊博文, 李桐, 黄樱, 等. 不同参考温度取值对三温模型反演植被蒸腾精度的影响[J]. 植物生态学报, 2022, 46(4): 383-393. [Xiong Bowen, Li Tong, Huang Ying, et al. Effects of different reference temperature values on the accuracy of vegetation transpiration estimation by three-temperature model[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2022, 46(4): 383-393.]

[20] Hatfield J L, Reginato R J, Idso S B. Comparison of long-wave radiation calculation methods over the United States[J]. Water Resources Research, 1983, 19(1): 285-288.

[21] Jackson R D, Hatfield J L, Reginato R J, et al. Estimation of daily evapotranspiration from one time-of-day measurements[J]. Agricultural Water Management, 1983, 7(1-3): 351-362.

[22] Meeus J H. Astronomical algorithms[M]. Willmann-Bell, Incorporated, 1991.

[23] Menenti M, Azzali S, Verhoef W, et al. Mapping agroecological zones and time lag in vegetation growth by means of Fourier analysis of time series of NDVI images[J]. Advances in Space Research, 1993, 13(5): 233-237.

[24] Moriasi D N, Arnold J G, Van Liew M W, et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations[J]. Transactions of the ASABE, 2007, 50(3): 885-900.

[25] Zhou J, Jia L, Menenti M. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS) [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 163: 217-228.

[26] Saltelli A. Global Sensitivity Analysis: The Primer[M]. New York: John Wiley & Sons, 2008.

[27] Zhu X, Xu K, Liu Y, et al. Assessing the vulnerability and risk of maize to drought in China based on the AquaCrop model[J]. Agricultural Systems, 2021, 189: 103040.

[28] LaVenue A M, Pickens J F. Application of a coupled adjoint sensi-

tivity and kriging approach to calibrate a groundwater flow model [J]. Water Resources Research, 1992, 28(6): 1543-1569.

[29] Käbe C, Maruhn J H, Sachs E W. Adjoint-based Monte Carlo calibration of financial market models[J]. Finance and Stochastics, 2009, 13: 351-379.

[30] Clare M C A, Kramer S C, Cotter C J, et al. Calibration, inversion and sensitivity analysis for hydro-morphodynamic models through the application of adjoint methods[J]. Computers & Geosciences, 2022, 163: 105104.

[31] Keane R, Gao H O. Fast calibration of car-following models to trajectory data using the adjoint method[J]. Transportation Science, 2021, 55(3): 592-615.

[32] Jiang L, Zhang B, Han S, et al. Upscaling evapotranspiration from the instantaneous to the daily time scale: Assessing six methods including an optimized coefficient based on worldwide eddy covariance flux network[J]. Journal of Hydrology, 2021, 596: 126135.

[33] Kumar U, Srivastava A, Kumari N, et al. Evaluation of spatio-temporal evapotranspiration using satellite-based approach and lysimeter in the agriculture dominated catchment[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2021, 49: 1939-1950.

An estimation method of remote sensing evapotranspiration in farmland based on the three-temperature model with adjoint calibrated of WOFOST

FENG Kepeng[1,2,3,4,5], XU Dehao[1], ZHUANG Haoran[1]

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, Ningxia, China; 2. Engineering Research Center for Efficient Utilization of Modern Agricultural Water Resources in Arid Areas, Ministry of Education, Yinchuan 750021, Ningxia, China; 3. Ningxia Engineering Research Center for Water-saving Irrigation and Water Resources Control, Yinchuan 750021, Ningxia, China; 4. Key Laboratory of the Internet of Water and Digital Water Governance of the Yellow River in Ningxia, Yinchuan 750021, Ningxia, China; 5. Arid Irrigation District Hydrology and Smart Water Conservancy Field Scientific Observation Research Station, Ningxia University, Yinchuan 750021, Ningxia, China)

Abstract: The method for estimating evapotranspiration using remote sensing evapotranspiration models has been widely applied, but there is need for research into improving its accuracy. Crop growth models exhibit strong mechanistic foundations and accuracy in simulating crop transpiration. This study integrated the WOFOST crop growth model with the three-temperature remote sensing evapotranspiration model to design a novel method for estimating remote sensing-based evapotranspiration in maize fields. The core approach involved localizing the WOFOST model, validating its simulation accuracy, and using its simulated crop transpiration data to construct an auxiliary calibration function. This function calibrated the transpiration component of the three-temperature model and combined it with the calibrated soil evaporation component to derive the evapotranspiration for the maize fields. Using actual evapotranspiration observed by an eddy covariance system as a reference, the estimation accuracy and applicability of the novel method were evaluated. The results showed that the correlation coefficients of evapotranspiration, crop transpiration, and soil evaporation in the uncalibrated three-temperature model were 0.61, 0.71, and 0.12, respectively, with root mean square errors (RMSE) of 1.76 $mm \cdot d^{-1}$, 1.91 $mm \cdot d^{-1}$, and 3.02 $mm \cdot d^{-1}$, respectively, and negative Nash-Sutcliffe efficiency coefficients. After calibrating only the soil evaporation component, the correlation coefficients improved to 0.77, but the error remained large (1.91 $mm \cdot d^{-1}$) with a Nash-Sutcliffe efficiency coefficient of −0.74. However, when the three-temperature model was calibrated using the WOFOST-simulated crop transpiration data, the correlation coefficient between the estimated and observed values significantly increased to 0.89, the RMSE decreased to 0.65 $mm \cdot d^{-1}$, and the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient reached 0.79. These results indicate that the proposed method effectively improves the estimation accuracy of the three-temperature remote sensing evapotranspiration model and offers insights for enhancing the accuracy of other remote sensing evapotranspiration models.

Keywords: harmonic analysis of time series; adjoint calibrated function; *k*-means++ algorithm; crop growth model; evapotranspiration